

物流倉庫における商品配置変更による出荷ピッキング業務効率化

友田 敦† 難波博之†

(株)日立製作所 研究開発グループ†

1. 背景と課題

近年、E コマースの普及にともなう物流量の増加や取り扱い商品の頻繁な入れ替わりにより物流倉庫の業務量が増加している。一方、少子高齢化による労働人口減少にともなう人手不足が深刻な問題となっている。そこで、WMS(倉庫管理システム)に蓄積された業務データを活用した物流倉庫の業務効率化が求められている。物流倉庫業務は入荷、格納、仕分け、出荷などの工程に分かれているが、工程が進むにつれて作業が出荷先ごとに細分化されていくため、全作業時間に占める出荷業務の比率が高くなる。したがって、出荷業務の効率化が求められている。

出荷作業には、さまざまな方式がある。商品ごとに出荷する総量を収集し、出荷先ごとに分配するトータルピッキング方式、出荷先ごとに都度必要な商品を収集するシングルピッキング方式などがある。これ以外にもソーターと呼ばれる自動的に仕分けを行う装置や倉庫内ロボットを用いる方式もあるが、既存の物流倉庫への導入には、新たな投資や業務の休止が必要であるため、導入の障壁が高い。特にコンビニやスーパーなどの小売業向けの既存の物流倉庫では商品点数が多く、出荷先ごとの出荷される商品がまちまちであるため、シングルピッキング方式を採用することが多い。本報告では、この方式を採用する物流倉庫の出荷作業効率化について検討する。

業務の効率化方法として商品配置、動線、作業順序などを変更することが考えられる。通常、ピッキング作業を行うエリアでは、通路から商品をピッキングできるように棚が配置され、各商品は割り当てられた棚の一区画に格納されている。商品配置とは、これらの商品が格納されている棚の区画の割り当てを決めることである。また、動線とはこれらの棚を巡回する通路上の順路のことである。例えば各出荷先に対するピッキング指示内容は複数の商品のピッキング指示からなる。これを1つのピッキング作業(以下、作業)とし、順に一人の作業員に割り当て実行する。作業順序の変更とは、この作業の実行順序を入れ替えることである。

しかし、出荷先ごとに出荷締切時刻が予め決められていたり、ピッキングを終えた商品を一時的に留め置くことのできるスペースに制限があったりする

ため、作業順序の変更は自由に行えない場合が多い。そこで、効率化方法として商品配置変更が選ばれる。

商品配置変更による出荷ピッキング作業の効率化施策として、従来 ABC 分析と呼ばれる出荷頻度分析にもとづいた最適化が行われていた。この分析により、出荷される総量の約 80%が全体の 20%の商品に集中することが知られている。この上位 20%の売れ筋品を出荷口近くに配置することで作業員の移動距離を削減し、業務効率を改善していた[1]。

ところが、実際の作業時間は移動距離だけでなく、作業員の棚への集中度合いやピッキングする商品の配置される棚の段の高さなどの要因で大きくばらついているが、これらの要因を考慮した商品配置最適化が出来ていなかった。そこで、このばらつきの要因を見つけ出し、ばらつきを低減する商品配置を探索することで作業時間を削減する必要があった。

2. 予測モデルと最適化方法

出荷ピッキング作業時間を削減するための商品配置を探索するためには、まず商品配置変更後の作業時間を予測する必要がある。そこで、予測モデルを生成するために、過去の作業実績データをもとに作業指示内容から作業時間を近似する。したがって、商品配置最適化は、作業実績データから各作業の特徴量を生成し、特徴量から作業時間を予測するモデル生成と、この予測モデルを使用して、最適な商品配置を探索する最適化に分かれる。

2.1 特徴量生成とモデル生成

出荷作業実績データは、複数の出荷作業実績からなり、出荷作業実績は、商品と格納場所、および個数からなるピッキング指示内容と、ピッキングを行った時刻で構成されている。これらの情報を用いて作業時間を予測するモデルの生成を行う。この際、もし単純に商品や格納場所ごとにフラグ変数を生成すると、商品や格納場所は数千通りに及ぶため、非常に高次元の疎なデータが生成されることになり、予測モデルを生成するのが困難である。そこで、前処理においてこれらの変数を集計した変数を作り出すことで次元を削減し、モデル生成を可能にする。実際には、作業ごとの合計移動距離、合計商品数、合計商品ピック回数に加えて、各列、連、段ごとに集計した商品数、ピック回数などの変数を生成することとした。生成した特徴量から、Elastic Net および GBDT(Gradient Boosting Decision Tree)アルゴリズムを用いて、作業時間の予測モデルを生成した。

Improvement of picking operation in warehouse by relocation of items

† Tomoda Atsushi, Namba Hiroyuki, Hitachi, Ltd. Research & Development Group

2.2 最適化

商品配置の最適化の際には、設定した移動できる商品数の上限の範囲内で最良の商品配置を探索する。これは、移動する商品数に応じて、移動作業が発生してしまうためである。実際、出荷作業時間が減少すると予測される場合でも、入替え商品数が多い場合には実際にはその商品配置を適用できない。したがって、状態を次々と交叉させながら改善していくような遺伝的アルゴリズムや焼きなまし法のような探索方法はうまく機能しない。そこで、以下で説明するブルートフォース的手法を採用することとした。

移動する商品と移動先の場所をランダムに選ぶと、組合せ数が膨大になりすべてを探索しきれないため、探索空間を狭めるために、移動させる商品と場所を段階的に確定していく。

Step1: 任意の売れ筋品・非売れ筋品のペア(A,B)を選び、現時点の商品配置変更リストに追加する。その際に、AをBの場所に、Bを商品配置リストの空きスペースに移動させることとする。

Step2: 商品配置変更案と動線にもとづいて修正した最適化対象の作業指示書から特徴量生成を行い、予測モデルに代入することで、追加した商品配置変更リストを適用した場合の予測作業時間を算出する。

Step3: Step1~2を一定回数繰り返し、最良の組合せを商品配置変更リストに追加する。商品数が上限に達するまで、再度、Step1~2を繰り返す。

このとき、非売れ筋品Bはほとんどピッキングされないため、移動先は作業時間にほとんど影響を与えない。そのため、先に確定した商品配置変更リストに(A,B)を追加した場合の最適配置を再度探索する必要がない。一方、売れ筋品Aは頻繁にピッキングされるため、配置場所がKPIに大きく影響を与える。しかし、非売れ筋品は全体の80%を占め、倉庫内のいたるところに散らばっていたため、ランダムに選んだ非売れ筋品を十分な回数探索すれば、倉庫内の最良の場所を探索することができる。

3. 評価

実際の物流倉庫の出荷作業実績データを用いてモデルを生成し、最適化対象の作業内容として、現在の出荷傾向を反映させるため、配置変更直前の実績データを用いた。モデル生成には13週間分の作業実績データを使用した。作業数が17,334作業、のべ商品数が374,360件であった。最適化対象の作業内容として配置変更適用直前の1週間分の作業指示データを使用した。作業数が1,104作業、のべ商品数が23,703件であった。最適化の結果、得られた30商品の入替えからなる商品配置変更案を物流倉

庫に適用した。この結果、時間当たりのピッキング回数は適用前の時間当たり平均210回から適用後に228回となり、8%改善した。従事日数が一定以上の作業員についてはすべての作業員で時間当たりピッキング回数が改善しており、作業員別では最大16%改善していることがわかった(図1)。

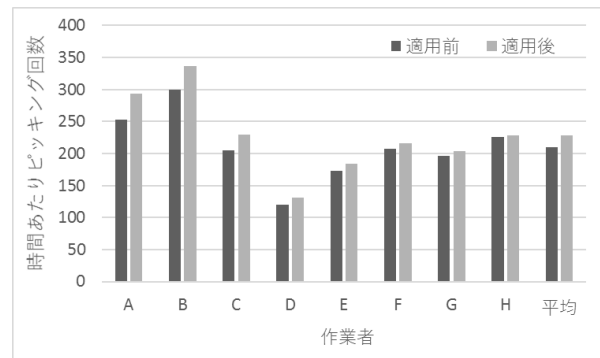


図1 適用前後の時間あたりピッキング回数

一方、商品配置変更後の3日間の作業内容について、商品配置変更を適用しなかった場合、適用した場合の予測作業時間、実績作業時間の3つを比較した。この結果、適用しなかった場合の予測値と比べて実績値が6~13%改善していた。また、適用しなかった場合、適用しなかった場合の予測値間の比較においても、少なくとも4~6%改善していた(図2)。低い段からのピック回数が減少し、高い段からのピック回数が増加していた。これにより、商品配置変更前後で作業難度が低下したためではなく、商品配置の変更によって作業時間が短くなったことが作業時間の予測モデルによっても示された。

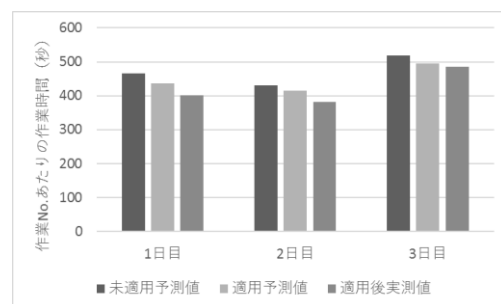


図2 作業効率の実績および予測値の比較

4. 結論

商品配置変更による作業時間削減手法を検討し、実倉庫に適用した結果、作業員別の評価では最大16%の作業効率の改善が確認できた。

参考文献

[1] Jarvis, J. and McDowell, E., "Optimal Product Layout in an Order Picking Warehouse," IIE Transactions, Vol 23, pp.93-102, 1991.